

基于方向一致性特征的小麦条锈病与白粉病识别方法*

郭 青¹ 王 骊雯¹ 董方敏¹ 聂臣巍² 孙水发¹ 王纪华³

(1. 三峡大学水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室, 宜昌 443002; 2. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097;
3. 北京市农林科学院北京农业质量标准与检测技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 针对小麦条锈病、白粉病这 2 种病斑颜色特征相近、形状特征不明显,但在方向分布的一致性上却存在较大差别这一特点,提出了一种方向一致性描述方法。通过不同的方向核与图像卷积得到多个方向图和边缘,对每个方向图依据边缘图进行统计得到图像的方向分布直方图;并计算方向分布直方图的标准差,作为图像方向分布的一致性特征。该方法能够较好地抑制噪声影响,得到的结果符合图像的实际分布情况。利用该方法对小麦病斑进行特征提取,并应用于小麦条锈病与白粉病的病斑识别实验中。实验结果表明,所提出的方向一致性特征使条锈病与白粉病的区别度较大,准确识别率达到 99%。

关键词: 小麦 条锈病 白粉病 病斑识别 特征提取 方向一致性特征

中图分类号: S435.121.4; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0026-09

Identification of Wheat Stripe Rust and Powdery Mildew
Using Orientation Coherence Feature

Guo Qing¹ Wang Liwen¹ Dong Fangmin¹ Nie Chenwei² Sun Shuifa¹ Wang Jihua³

(1. Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering,
China Three Gorges University, Yichang 443002, China
2. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
3. Beijing Research Center for Agricultural Standards and Testing,
Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China)

Abstract: Stripe rust and powdery mildew are two kinds of the most destructive foliar diseases in wheat grown and have a significant impact on the production of wheat. They differ in the pathogenesis and prevention, so it is necessary to distinguish and identify the two diseases, which can help to improve the development of agricultural information technology and automation. For the problem that stripe rust and powdery mildew lesions are similar in color features, as well as the shape features are not obvious, it is difficult to distinguish each disease using traditional features. However, the spots of two diseases have a significant difference in the trend of the directional distribution of the leaves of wheat. With respect to this characteristic, this paper proposed an orientation coherence feature based on the directional kernel convolution (DKC) method, and applied this feature to the identification of stripe rust and powdery mildew. In detail, the DKC method used several directional kernels to convolve with image to generate direction maps and edge maps which were used to calculate the directional distribution histogram. Then, the standard deviation of the histogram was used to describe the consistency of the directional distribution in the image and regarded as an orientation coherence feature. The orientation coherence feature could be

收稿日期: 2014-10-09 修回日期: 2014-11-03
* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2013AA10230207)、国家自然科学基金资助项目(41301476,61272237)和 2014 年度北京市留学人员科技活动择优资助项目
作者简介: 郭青, 博士生, 主要从事计算机视觉和医学图像处理研究, E-mail: tsingqguo@gmail.com
通讯作者: 董方敏, 教授, 主要从事计算机图形图像处理研究, E-mail: fmdong@ctgu.edu.cn

used to describe the orientation dispersion of disease. If the orientation coherence feature of a sample was large, the disease of the sample was more likely to be stripe rust. Otherwise, it is more likely to be powdery mildew. To verify the effectiveness and the noise-resistibility of proposed orientation coherence feature, two experiments were performed, and the results were compared with edge orientation histograms (EOH) based method. Firstly, the DKC and the EOH based orientation coherence feature were extracted for synthetic images with different noise levels. The results inferred that the noise had little effect on the DKC-based orientation coherence feature which could best describe the directional information of noise images than traditional method. Secondly, the experiment for identification of stripe rust from powdery mildew indicated that the proposed orientation coherence feature could distinct the wheat stripe rust and powdery mildew much better than EOH based feature, and the accuracy could be up to 99%. In addition, the proposed orientation coherence feature could be treated as a new description for other plant diseases and it provides a new idea for crop recognition and detection, which is important in the field of computer vision based technology for agriculture.

Key words: Wheat Stripe rust Powdery mildew Lesion identification Feature extraction
Orientation coherence feature

引言

小麦产量及品质的形成不仅与光照、土壤、温度等环境因素有关,与是否受到病虫害侵袭也有很大关系。白粉病与条锈病是小麦叶部常见的病害,二者在发病机理及防治上有所不同,因此有必要对其进行区分识别^[1]。目前,数字图像处理技术和各种模式识别技术日趋成熟,如何利用这些技术对农作物病虫害进行识别,从而逐渐摆脱传统人工作业,是目前的研究热点^[2]。

在利用图像信息区分不同病虫害过程中,如何提取病斑的有效特征是实现正确识别的关键。目前,研究人员主要通过提取植物病害图像样本的颜色、形状、光谱等特征对病虫害进行识别^[3-15]。然而,小麦叶片条锈病与白粉病的许多病例颜色区分度不大,形状上又体现出多变性,仅使用颜色及形状特征难以达到很好的识别效果。文献[11-15]都是利用农作物光谱数据进行分析,数据采集过程繁琐,不适合形成便携式的应用成果。综上,根据目前基于图像处理的农作物病虫害识别研究可以发现,传统的特征不利于区分小麦条锈病与白粉病 2 类病斑。但是,2 类病斑在方向分布趋势上差异明显,主要体现在:条锈病在小麦叶片上呈纵向分布,方向具有一致性,而白粉病的病斑呈散列状,无明显方向性。而这一关键的差别性特征目前并未被充分利用,因此需要一种方向一致性特征来提高识别效果。

为了得到病斑方向一致性情况,如何提取病斑的方向分布是关键。常用的方向分布提取方法有方向梯度直方图 (HOG)^[16]、边缘方向直方图 (EOH)^[17]等。HOG 方法按方向统计图像局部区域

的梯度来构成特征;EOH 特征首先获取图像梯度信息并提取边缘,然后计算得到边缘方向并划分为多个区间统计得到某方向的边缘强度,最终得到图像的 EOH 特征。但 HOG 与 EOH 特征都依赖于图像梯度信息,因此受噪声影响较大。HOG 特征为了改善光照变化造成的影响,对图像进行了重叠分块,使得 HOG 特征计算复杂度增大,不利于特征提取的实时性。文献[18]提出了一种改进旋转核变换 (IRKT)方法用于提取带噪图像的方向统计信息。该方法使用方向核而非梯度信息统计图像的方向信息,具有抗噪性能强、边缘提取效果好等特点。

根据以上研究成果,本文提出一种方向一致性特征描述方法。利用多个方向核提取病斑区域的方向分布信息,并计算得到病斑的方向一致性特征,最后将该特征应用到小麦白粉病与条锈病的识别分类中。

1 图像获取及识别流程

依据基于图像处理的农作物病虫害检测与识别常用的研究流程^[1,19-20],本文采用的病斑识别的整体流程如图 1 所示。

(1) 小麦图像的获取。实验材料的染病植株取自北京小汤山国家精准农业示范基地。其中,小麦条锈病采用易感品种“京 9843”通过人工接种条锈菌混合小种诱发感染,接种时间为 2012 年 3 月 28 日;小麦白粉病采用易感品种“京双 16”田间自然发生,全生育期不作打药处理。图像获取时间为 2012 年 5 月 10—20 日之间,该时期小麦处在灌浆期,小麦白粉病、条锈病在植株叶片上显现明显症状,为其识别和区分创造条件。为消除自然光不稳定所造成的误差,在室内对 200 片叶片采用 CCD 相机进行图像采集。

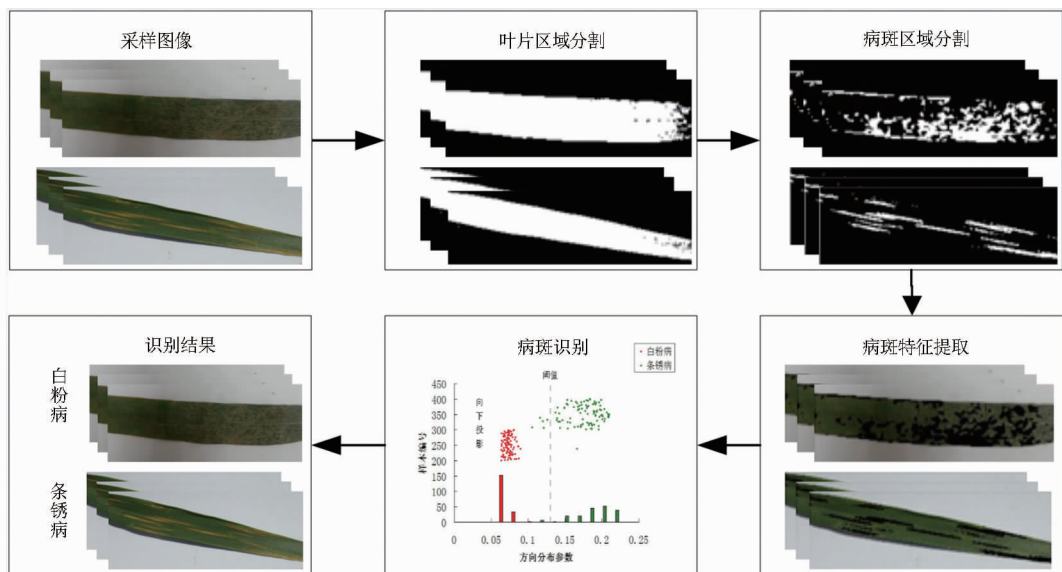


图 1 病斑识别整体流程图

Fig. 1 Flowchart of diseases identification

(2) 叶片及病斑区域分割。在获取了实验样本后,需要对样本图像预处理,依次分割出样本叶片区域及病斑区域。对农作物叶部病斑图像进行分割的目的在于提高病斑特征提取的精度,排除非病斑区域对病斑特征描述的影响。通过将 RGB、HSV 和 YCbCr 3 种颜色空间相互转换,对比不同颜色分量下叶片图像的灰度图和直方图凹凸性,利用最大类间方差法对所选色彩分量下的图像进行阈值分割,实现病斑区域的分割^[20-23]。

(3) 病斑特征提取。根据分割结果提取病斑的特征,该特征是指具有一定维度的特征向量,例如亮度、颜色或纹理等。特征描述应该同时具备可区分性和不变性。可区分性是指提取的特征能够有效区分出不同的类别,往往决定了分类精度。不变性是指特征应该允许同一类事物存在一些变化,如尺度、旋转变换等,决定了特征描述的鲁棒性。小麦条锈病以及白粉病在许多病例上体现出相似的颜色特征和多变的形状特征,因此传统的基于颜色和形状的特征描述并不利于区分二者。需要研究更为有效的特征描述方法。

(4) 病斑分类及识别。由于本文只讨论病斑特征对识别结果的影响,因此采用较为简单的最大类间方差法^[24]。假设对 N 个叶片样本,根据上述步骤进行预处理得到 N 个病斑的特征向量 V 。根据最大类间方差法,确定不同特征下病斑的分类阈值 T ,这里采用欧氏距离作为度量方法。具体判别方式为

$$\begin{cases} V \geq T & (\text{判断为条锈病}) \\ V < T & (\text{判断为白粉病}) \end{cases} \quad (1)$$

在具体实验中将采用上述流程对小麦叶片图像进行处理和识别。这里主要讨论如何采用更为有效

的特征,在同等情况下用上述方法能够更为精确地对白粉病与条锈病进行分类。

2 基于方向核卷积的方向一致性特征

Lee 和 Rhodes 于 1990 年首次提出了旋转核变换(Rotating kernel transformation, RKT)的概念,该方法通过多个方向核对图像进行卷积,并选择卷积结果中最大的值作为滤波结果输出得到增强图像^[25]。文献[18]提出的改进旋转核变换(Improved rotating kernel transformation, IRKT)方法在传统 RKT 方法的基础上重新定义了表示不同方向的核形式,并用该算法实现了对噪声图像的边缘检测及方向统计。受文献[18-25]的启发,本文提出基于方向核卷积(Directional kernel convolution)的方向一致性特征。具体而言,利用多个方向核与原图像卷积得到方向图及边缘图;统计每个方向图上边缘点的方向信息,得到整幅图像的方向分布直方图。该直方图的统计值可以反映出图像中的关键方向信息,例如直方图的均值表示了图像的主要方向趋势,而其二阶统计值反映了图像中方向分布的聚散程度,因此可以作为方向一致性特征。

对于图像 I ,设需要统计的方向数量为 N_{dir} , K 为定义核的大小,为了得到指定方向数量的核,设 $K = (N_{\text{dir}} + 2)/2$ 。此处以 $N_{\text{dir}} = 8$ 为例,根据 N_{dir} 的值产生多个方向核,每个方向核定义为 $k_i (i = 1, 2, \dots, 8)$,则定义的核如图 2 所示^[18]。

(1) 对每一幅图像 I 作与方向核 k_i 的卷积,即 $M_i = k_i * I (i = 1, 2, \dots, N_{\text{dir}})$ (2) 式中 M_i ——利用 k_i 与 I 做卷积得到的 N_{dir} 个与原图大小相同的矩阵,称之为方向图

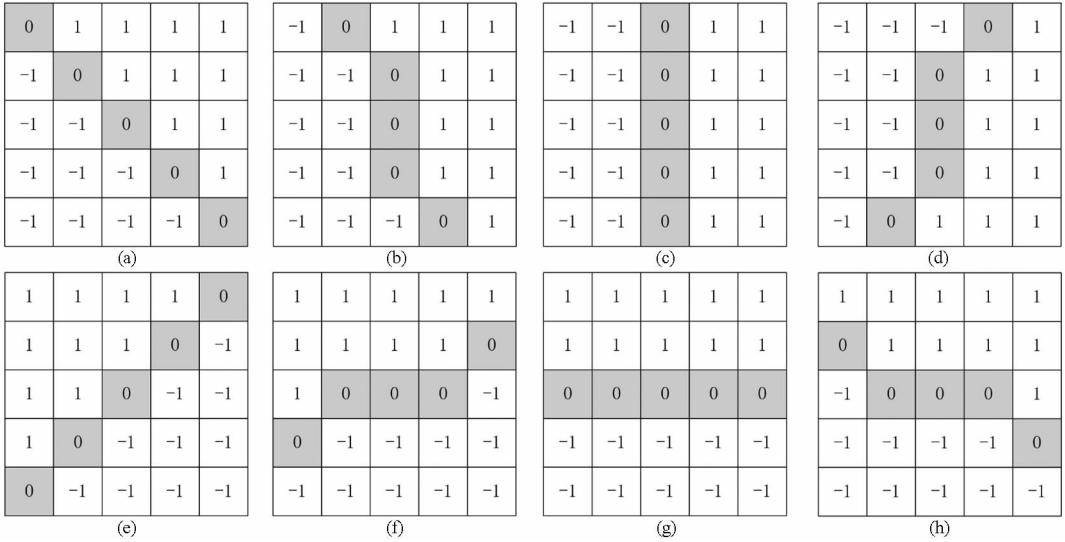


图 2 定义的 8 个方向核

Fig. 2 Direction kernels using to count the number of each direction in the image

(a) k_1 (b) k_2 (c) k_3 (d) k_4 (e) k_5 (f) k_6 (g) k_7 (h) k_8

因此,图像 I 的每个像素都对应 M_i ($i = 1, 2, \dots, N_{\text{dir}}$) 中相同空间位置的 N_{dir} 个值。

(2) 由于统计非边缘点的方向是无意义的,因此需要先得到图像的边缘图。一般而言,边缘点都具备一定的方向性。通过这一特性,可以根据方向图计算得到边缘图。具体而言,如果 $I(x, y)$ 对应 N_{dir} 个方向值 $M_i(x, y)$ 偏差不大,说明该点不具备明显的方向性。反之,该点必定对某个方向核有较大反应值,则该点更可能为边缘点。而 N_{dir} 个方向值 $M_i(x, y)$ 偏差可以由其标准差来表示。根据这一解释,将边缘计算过程定义为

$$I_{\text{edge}}(x, y) = \begin{cases} 1 & (\sigma(x, y) > T_{\sigma}) \\ 0 & (\sigma(x, y) \leq T_{\sigma}) \end{cases} \quad (3)$$

式中 I_{edge} ——图像的边缘图

T_{σ} ——指定阈值

若 $\sigma(x, y)$ 小于指定阈值 T_{σ} , 则 $I(x, y)$ 被定义为平缓区域或噪声像素而不参与后面的统计, 即 N_{dir} 个 $M_i(x, y)$ 被置为 0。 T_{σ} 的定义实际上是一个分类问题, 其值将会对 I_{edge} 产生影响。 此处 T_{σ} 可以简单定义为

$$T_{\sigma} = \frac{\max(\sigma_p) + \min(\sigma_p)}{2} \quad (4)$$

(3) 根据方向图与边缘图确定方向分布直方图。对于每个边缘点 (x, y) , 从 8 个 $M_i(x, y)$ 中选出最大值。将每个矩阵 M_i 被选择的次数作为所代表方向的频数, 最后形成一个 8 维向量 V_{al} 表征 8 个方向的频数。

(4) 计算方向一致性特征。由于样本标准差能够反映数据偏离平均值的程度, 标准差越大, 证明数据样本波动越明显, 反映在方向直方图中也就说明

图像边缘更集中于某个方向。因此, 本研究计算图像方向直方图的标准差作为图像的方向一致性特征, 并将其用于描述图像边缘在不同方向上的聚散程度。对获取的图像方向向量 V_{al} 计算统计值, 设在 k_i 方向核上的统计量为 $V_{al}(i)$, 则

$$m = \frac{1}{N_{\text{dir}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{dir}}} V_{al}(i) \quad (5)$$

式中 m ——方向直方图统计量的平均值

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{\text{dir}}} (m - V_{al}(i))^2}{N_{\text{dir}}}} \quad (6)$$

式中 σ ——方向直方图统计量的标准差, 即所求的方向一致性特征

为了验证 DKC 方法在描述图像边缘方向分布上的有效性, 对图 3a~3d 的 4 种方向信息图像应用该方法得到其方向一致性结果。图 3e~3h 说明该方法能较好地反映图像空间域的方向分布情况。具体而言, 图 3a、3b 中的灰色区域呈水平及垂直方向分布, 其对应方向统计直方图 3e、3f 也分别表现出在该 2 种不同方向上的集中分布; 图 3c 灰色区域分布在水平和垂直 2 个方向上, 其对应的方向直方图 (图 3g) 也体现出了在这 2 个方向上的集中分布。此外, 分析方向一致性特征值可以得出, 若图像方向分布单一, 如图 3a、3b, 则其 σ 值偏大; 若图像方向分布复杂, 如图 3c、3d, 则其相应 σ 值偏小。因此也证明了图像的方向一致性特征值 σ 的大小可以反映图像方向分布的复杂情况。

基于 DKC 得到的方向一致性特征使用核而非梯度信息定义方向特征, 因此较 HOG、EOH 等经典特征提取算法该特征描述对噪声不敏感, 更强化边缘

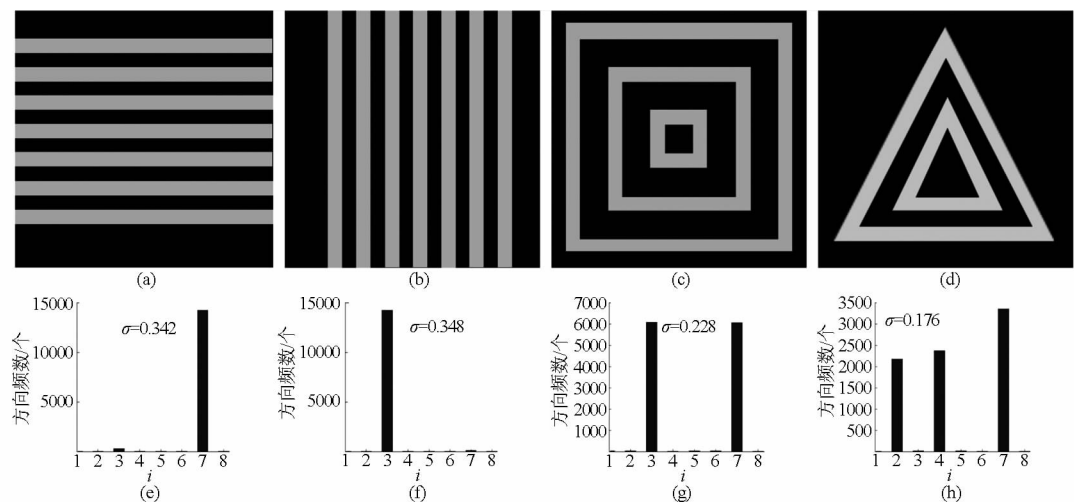


图 3 4 种方向信息不同的图像和利用 DKC 法得到的方向一致性结果

Fig.3 Four images with different directions and orientation coherence results using the proposed DKC method

信息。而且,DKC 方法同样能够较好地描述对象在各个方向维度上的分布情况。因此,本文提出的方向一致性特征描述可以作为病斑特征参与病斑识别。

3 实验结果及分析

共设计了 2 组实验。首先利用合成图像模拟不同方向分布的图像,并加入不同水平的噪声,对提出的方向一致性描述方法的表示效果及抗噪性能进行测试。测试结果与基于 EOH 方法的方向一致性描述进行了

对比。其次,按照第 2 节中介绍的病斑识别流程,对 200 幅采样病斑图像求取其基于 DKC 及 EOH 方法下的方向一致性特征,并对比分析其最终识别结果。

3.1 合成图像对比实验

由于提取图像的方向分布是计算方向一致性特征的关键,为了验证本文提出方法在方向分布表示及抗噪性能方面的有效性,利用基于 DKC 及 EOH 方法对图 4 中的 1 组无噪图像与 2 组带噪图像进行方向信息统计,其对应方向一致性结果如图 5 所示。

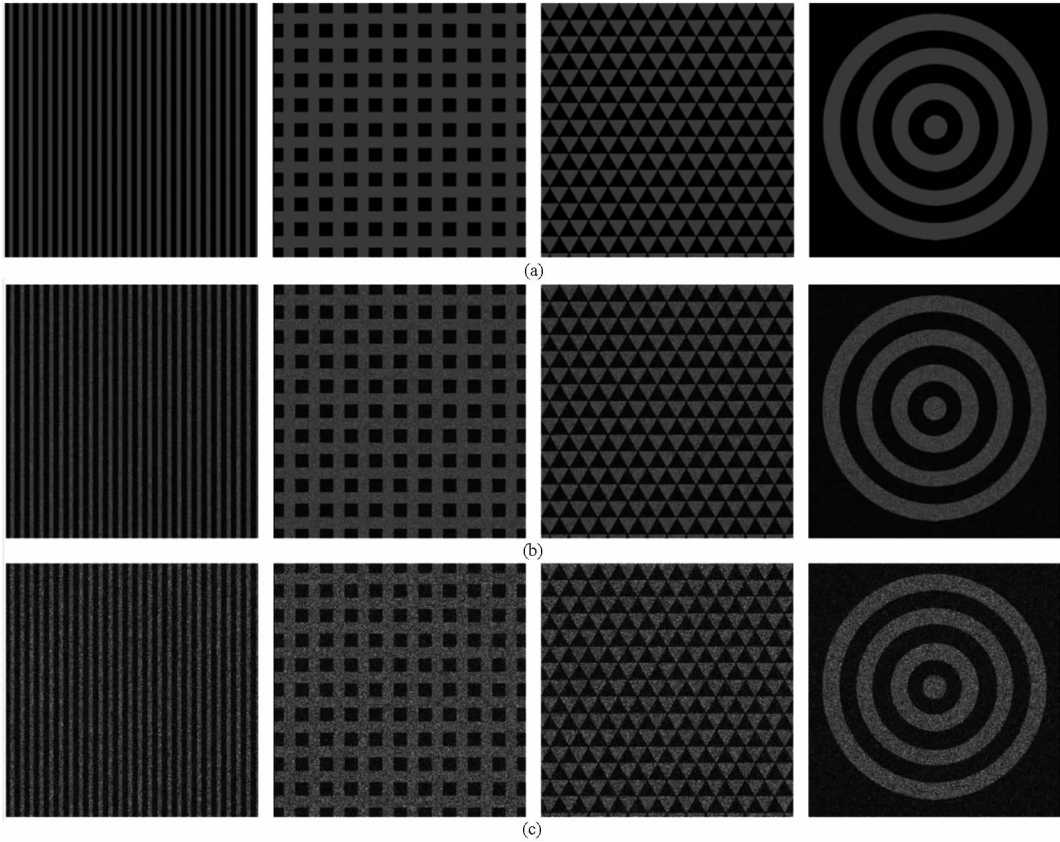


图 4 4 种方向信息不同的标准无噪图像与加入 0.01 及 0.05 高斯噪声的带噪图像

Fig.4 Four images with different directions and noisy images added with 0.01 and 0.05 Gaussian noise

(a) 标准无噪图像 (b) 加入了方差为 0.01 高斯噪声的带噪图像 (c) 加入了方差为 0.05 高斯噪声的带噪图像

从图 5 中不同图像的方向分布直方图及其方向一致性特征值可以得出,EOH 方法统计出的噪声图像方向特征分布虽然能够说明图像边缘的方向趋势,但表达不够准确,例如图 5a 组基于 EOH 方法与图 5b 组基于 DKC 求得的方向统计结果相比,前者对实际图像的方向描述效果较差,同时实验结果受噪声影响较大,例如基于 EOH 方法的图 5c 和图 5e 组对带

噪图像计算得到的 σ 值与图 5a 组无噪图像 σ 值结果相差较大;而通过基于 DKC 方法获取的方向分布直方图,可准确表达实际图像在某些方向上的趋势,如图 5b 组的方向分布结果与图 4a 相应图像中灰色区域在方向上的分布一致,并且对比图 5b、5d、5f 组结果,其对无噪图像及不同带噪图像的方向信息分布结果基本相同,且其相应的 σ 值变化波动小,说

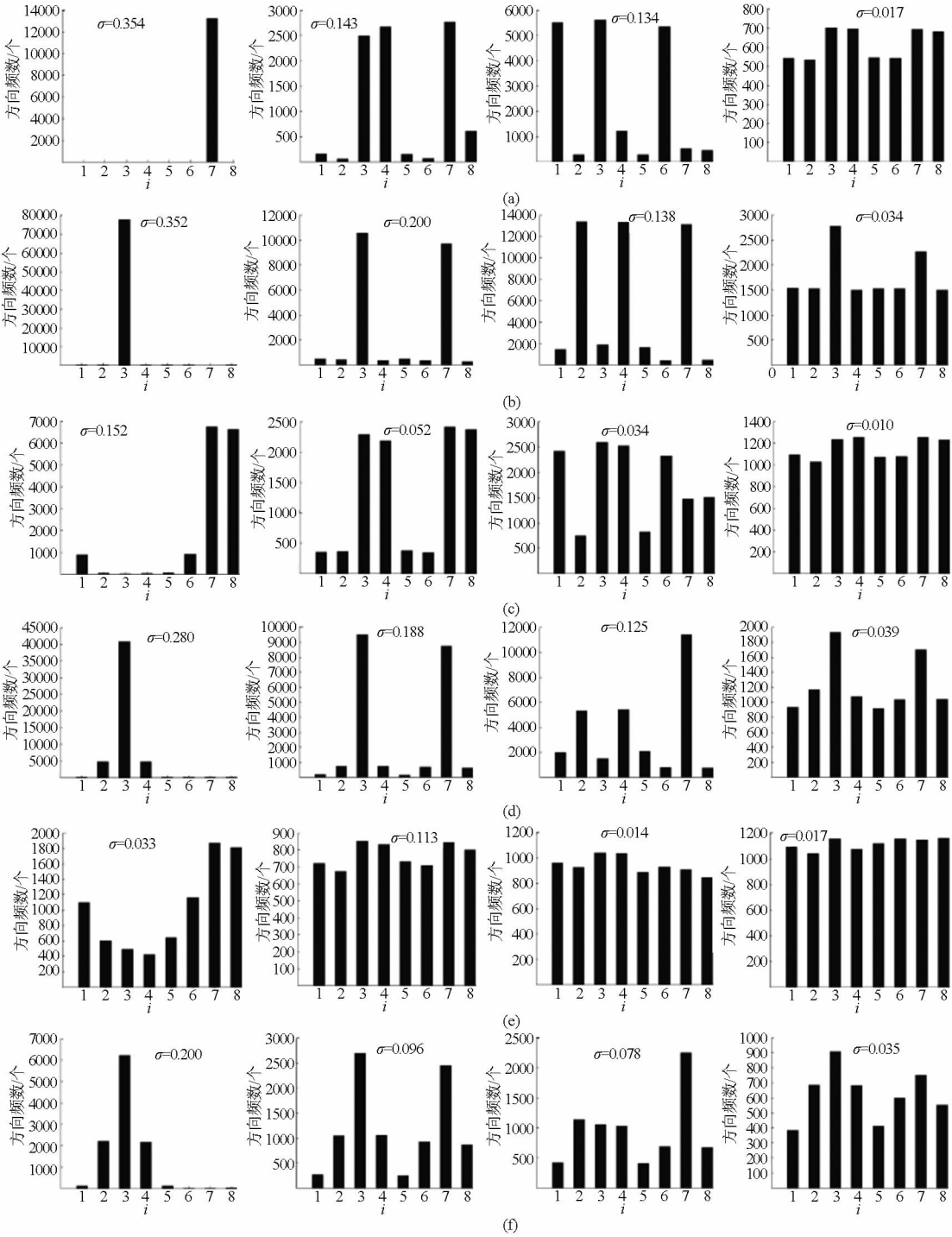


图 5 6 组不同情况下的图像方向一致性结果

Fig. 5 Six groups of images' orientation coherence results

- (a) 对图 4a 无噪图像基于 EOH 方法得到的方向一致性结果
- (b) 对图 4a 无噪图像基于 DKC 方法得到的方向一致性结果
- (c) 对图 4b 带噪图像基于 EOH 方法得到的方向一致性结果
- (d) 对图 4b 带噪图像基于 DKC 方法得到的方向一致性结果
- (e) 对图 4c 带噪图像基于 EOH 方法得到的方向一致性结果
- (f) 对图 4c 带噪图像基于 DKC 方法得到的方向一致性结果

明噪声对统计结果影响不大,可以准确描述实际图像的方向分布。因此证明 DKC 相较于 EOH 方法可以更好地提取带噪图像的方向信息。

3.2 小麦条锈病与白粉病病斑识别实验

本实验通过人工识别样本的真实类别,并以该目测解译结果作为真值结果用于分类方法的评估。实验采用第 2 节所述流程对小麦叶片图像进行处理和识别,即通过获取小麦叶片图像(条锈病与白粉病病斑采样图像各 100 幅),分割叶片及病斑区域,提取病斑特征,最终实现病斑的分类。图 6 为部分病斑分割及其方向一致性结果。由图 6e、6f 可知,条锈病病斑在不同方向上的分布波动较大,在某个方向具有明显一致性,且 σ 值偏大,表明病斑在某方向的分布频率高,方向分布单一;相对于条锈病,图 6g、6h 表明白粉病病斑在方向分布上波动较小,

没有明显的方向分布趋势,且 σ 值明显比图 6e、6f 对应值偏小,说明病斑分布没有特定方向,方向分布情况复杂。因此,根据采样图像的方向一致性特征值,即可判断图像的病斑类别,实现不同病斑的识别。

采用 DKC 方法计算出方向统计直方图后,可得到每种病斑的方向一致性特征。图 7 将 200 幅样本图像的方向一致性特征描绘在一个二维坐标系中,其中横坐标表示病斑的方向一致性特征,纵坐标表示样本的编号。坐标系中绿色的点表示条锈病样本,红色的点表示白粉病样本。将方向一致性特征点值向下投影到一维空间中得到样本点在等分区间内的统计直方图。为了证明本文提出算法的有效性及其实用性,将与基于 EOH 方向下的病斑识别结果进行对比。

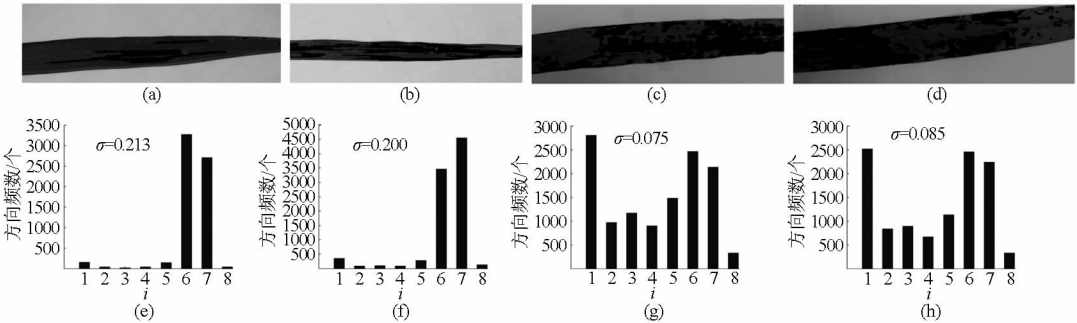


图 6 小麦条锈病与白粉病叶片病斑分割结果以及相应病斑的方向一致性结果
Fig. 6 Segmentation results of wheat stripe rust and powdery mildew leaf lesion and orientation coherence results of corresponding lesions

(a)、(b) 条锈病病斑分割结果 (c)、(d) 白粉病病斑分割结果
(e) ~ (h) 对应病斑区域的方向直方图及方向一致性特征值

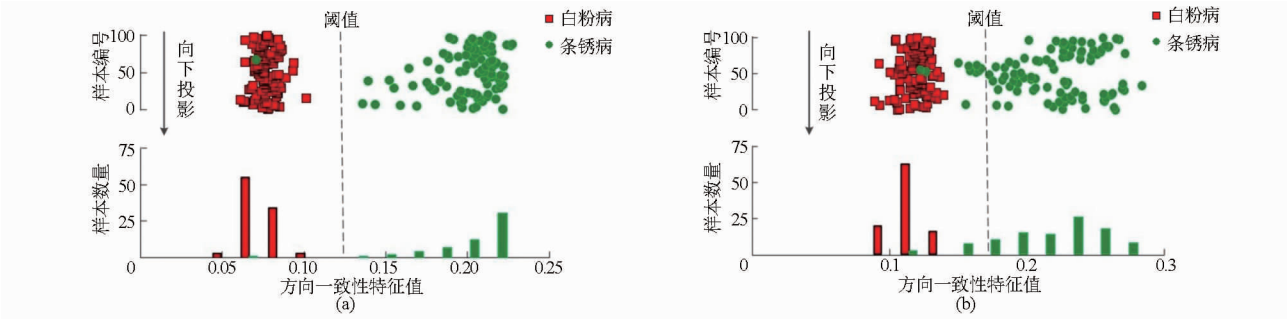


图 7 基于 2 种方法的样本图像分布对比
Fig. 7 Comparison of sample images' distribution based on two directional features
(a) DKC 方法 (b) EOH 方法

参照真值,首先得到 2 种不同分类方法下检测到的病斑样本数目,其次计算病斑识别准确率,最后用该百分比作为分类精度评估基于本文提出特征与基于 EOH 特征的识别方法在识别小麦条锈病与白粉病中的有效性。其中,准确率的计算方法为 2 类病斑正确识别样本数目之和与其实际样本数目总和的比值。表 1 对比了基于本文方法与

基于 EOH 方法的最终识别结果,分别给出了实际样本数,正确识别数,准确率用以比较 2 种方法的识别效果。

通过比较图 7 的分布结果可知,基于 EOH 方法(图 7b)计算得到的白粉病与条锈病方向一致性特征较接近,尤其条锈病的分布不集中,条锈病与白粉病的方向一致性统计直方图也有交叉区域,难以准

确找到区分 2 种病斑的阈值进行病斑识别;而基于 DKC 方向一致性描述方法(图 7a)计算得到的 2 种病斑方向一致性特征分布较集中,且 2 种病斑的方向一致性特征统计直方图有明显分界,易于找到合适的阈值识别病斑。由表 1 的结果可得出,对于

200 幅样本图像(每种病斑各 100 幅),基于本文提出的方向一致性描述方法得到病斑识别准确率为 99%;而基于 EOH 的病斑识别准确率仅为 95%。因此说明本文提出的方向一致性描述适用于小麦条锈病与白粉病的识别,且识别效果较好。

表 1 对比基于 DKC 及 EOH 方法的病斑识别结果
Tab.1 Comparison of diseases identification results based on DKC and EOH methods respectively

使用方法	病斑名称	实际样本数/个	正确识别数/个	准确率/%
DKC	条锈病	100	99	99
	白粉病	100	99	
EOH	条锈病	100	90	95
	白粉病	100	100	

4 结束语

提出了基于方向一致性的特征描述,并将其应用于对小麦条锈病与白粉病的识别中。利用颜色空间转换及最大类间方差法得到小麦叶片病斑区域的分割结果,提取病斑的方向一致性特征,通过实验讨论了方向一致性描述方法的可行性与有效性并得到

最终的病斑识别结果。实验结果表明,基于 DKC 的方向一致性特征对图像噪声不敏感,可得到较好的方向分布描述。在小麦条锈病与白粉病的识别中,该方法也能够较准确地描述 2 种病斑特征,病斑识别准确率能达到 99%。因此提出的方法适用于对小麦条锈病与白粉病的识别,为基于计算机视觉的农作物识别检测工作提供了新的思路。

参 考 文 献

1 侯明生,黄俊斌. 农业植物病理学[M]. 北京:科学出版社,2007.

2 张柏毅,朱景福,刘勇. 基于模糊 C-均值聚类的作物叶部病斑图像分割[J]. 智能计算机与应用, 2011,1(3): 50 – 51.
Zhang Baiyi,Zhu Jingfu,Liu Yong. Image segmentation of crop leaves lesion based on the fuzzy C-means clustering[J]. Intelligent Computer and Applications, 2011,1(3): 50 – 51. (in Chinese)

3 柴洋,王向东. 基于图像处理的温室大棚中番茄的病害识别[J]. 自动化技术与应用, 2013, 32(9): 83 – 89.
Chai Yang,Wang Xiangdong. Recognition of greenhouse tomato disease based on image processing technology [J]. Pattern Recognition and Simulation, 2013, 32(9): 83 – 89. (in Chinese)

4 王海光,马占鸿,王韬,等. 高光谱在小麦条锈病严重度分级识别中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2007,27(9): 1811 – 1814.
Wang Haiguang,Ma Zhanhong,Wang Tao, et al. Application of hyperspectral data to the classification and identification of severity of wheat strip rust[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007,27(9): 1811 – 1814. (in Chinese)

5 岑喆鑫,李宝聚,石延霞,等. 基于彩色图像颜色统计特征的黄瓜炭疽病和褐斑病的识别研究[J]. 园艺学报, 2007, 34(6):1425 – 1430.
Cen Zhexin,Li Baoju,Shi Yanxia, et al. Discrimination of cucumber anthracnose and cucumber brown speck base on color image statistical characteristics[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2007,34(6):1425 – 1430. (in Chinese)

6 Cheng Pengfei,Zhou Chun'e,Liu Jingxiang. Image-based extraction of characteristic value of pathological leaf surface[J]. Plant Diseases and Pests, 2013,1(5): 18 – 20.

7 刘涛,仲晓春,孙成明,等. 基于计算机视觉的水稻叶部病害识别研究[J]. 中国农业科学,2014,47(4):664 – 674.
Liu Tao,Zhong Xiaochun,Sun Chengming, et al. Recognition of rice leaf diseases based on computer vision [J]. Scientia Agricultura Sinica,2014,47(4):664 – 674. (in Chinese)

8 彭占武,司秀丽,王雪,等. 基于计算机图像处理技术的黄瓜病害特征提取[J]. 农机化研究. 2014(2):179 – 182,187.
Peng Zhanwu,Si Xiuli,Wang Xue, et al. Feature extraction of cucumber diseases based on computer image processing technology [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014(2):179 – 182,187. (in Chinese)

9 李冠林,马占鸿,王海光. 基于支持向量机的小麦条锈病和叶锈病图像识别[J]. 中国农业大学学报, 2012,17(2):72 – 79.
Li Guanlin,Ma Zhanhong,Wang Haiguang. Image recognition of wheat stripe rust and wheat leaf rust based on support vector machine[J]. Journal of China Agricultural University, 2012,17(2):72 – 79. (in Chinese)

10 Li Jinghui,Gao Lingwang,Shen Zuorui. The preliminary application of fractal features to the recognition of three kinds of wheat diseases[C]//2011 2nd International Conference on Management Science and Engineering. Advances in Artificial Intelligence, 2011,6:196 – 201.

11 袁琳,张竞成,赵晋陵,等. 基于叶片光谱分析的小麦白粉病与条锈病区分及病情反演研究[J]. 光谱学与光谱分析,

- 2013,33(6): 1608 – 1614.
- Yuan Lin,Zhang Jingcheng,Zhao Jinling, et al. Differentiation of yellow rust and powdery mildew in winter wheat and retrieving of disease severity based on leaf level spectral analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013,33(6): 1608 – 1614. (in Chinese)
- 12 Zhang J,Pu R,Huang W, et al. Using in-situ hyperspectral data for detecting and discriminating yellow rust disease from nutrient stresses[J]. Field Crops Research, 2012,134: 165 – 174.
- 13 Yuan L,Huang Y,Loraamm R W, et al. Spectral analysis of winter wheat leaves for detection and differentiation of diseases and insects[J]. Field Crops Research, 2014,156: 199 – 207.
- 14 蒋金豹,陈云浩,黄文江. 利用高光谱红边与黄边位置距离识别小麦条锈病[J]. 光谱学与光谱分析, 2010,30(6): 1614 – 1618. Jiang Jinbao,Chen Yunhao,Huang Wenjiang. Using the distance between hyperspectral red edge position and yellow edge position to identify wheat yellow rust disease[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010,30(6): 1614 – 1618. (in Chinese)
- 15 张竞成,袁琳,王纪华,等. 作物病虫害遥感监测研究进展[J]. 农业工程学报, 2012,28(20): 1 – 11. Zhang Jingcheng,Yuan Lin,Wang Jihua,et al. Research progress of crop diseases and pests monitoring based on remote sensing [J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(20): 1 – 11. (in Chinese)
- 16 Dalal N,Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C] // Proceedings of the 2005 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005,1: 886 – 893.
- 17 Levi K,Weiss Y. Learning object detection from a small number of examples: the importance of good features[C] // Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004,2: II-53 – II-60.
- 18 Guo Qing,Dong Fangmin,Sun Shuifa, et al. Improved rotating kernel transformation based contourlet domain image denoising framework [C] // Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2013, Lecture Notes in Computer Science,2013,8294: 146 – 157.
- 19 李娇娇. 玉米叶部病斑图像智能处理算法的研究与实现 [D]. 北京:北京邮电大学, 2010. Li Jiaojiao. Research and implementation of intelligent image processing algorithm on maize leaf ill spots[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2010. (in Chinese)
- 20 Kulkarni A H,Patil A R K. Applying image processing technique to detect plant diseases[J]. International Journal of Modern Engineering Research (IJMER), 2012,2(5): 3661 – 3664.
- 21 宋凯,任晓哲. 基于 YCbCr 色彩空间的玉米叶部病斑的图像分割[J]. 农业工程学报, 2008,24(2): 202 – 205. Song Kai,Ren Xiaozhe. Image segmentation of corn leaf speckle of disease based on YCbCr color space[J]. Transactions of the CSAE, 2008,24(2): 202 – 205. (in Chinese)
- 22 马晓丹,关海鸥,黄燕. 基于图像处理的玉米叶部染病程度的研究[J]. 农机化研究, 2009,31(11): 102 – 103. Ma Xiaodan,Guan Haiou,Huang Yan. Investigation on the infectious degree of maize leaf based on image processing[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009,31(11): 102 – 103. (in Chinese)
- 23 王美丽,牛晓静,张宏鸣,等. 小麦叶部常见病害特征提取及识别技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(7):154 – 157. Wang Meili,Niu Xiaojing,Zhang Hongming, et al. Research on feature extraction and recognition of common diseases of wheat leaf[J]. Computer Engineering and Applications, 2014,50(7):154 – 157. (in Chinese)
- 24 Otsu N. A threshold selection method from gray level histogram[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979,9(1): 62 – 66.
- 25 Lee Y K,Rhodes W T. Nonlinear image processing by a rotating kernel transformation[J]. Optics Letters, 1990,15(23): 1383 – 1385.